

計算論的日常生活行動理解研究の方法論

A framework of Computational Daily Life Behavior Understanding Research

本村陽一*¹
Yoichi Motomura

西田佳史*¹
Yoshifumi Nishida

*¹ 産業技術総合研究所 デジタルヒューマン工学研究センター生活・社会機能デザイン研究チーム
/サービス工学研究センター大規模データモデリング研究チーム
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology, DHRC / CfSR

This article introduces summary and learning about the project called “Open life matrix” as Kinmirai-challenge in the Japanese society of Artificial Intelligence. As the result, this project shows a framework of social technology that generate reusable computational models constructed from large-scale data in daily life as “serviceable truth”.

1. はじめに

近未来チャレンジセッション「計算論的日常生活行動理解：オープンライフマトリクス」[1]を通じ、日常生活における人間行動を対象とした研究推進の方法論として一つの共通点がかびあがってきた。それは「社会における社会のための科学研究」を実践するための人工知能技術と大規模実データに基づくアクションリサーチと言え。こうした研究を推進する上での課題として、1) 人の生活環境内の多様な状況を扱うために、日常生活行動全般を包括的に表すことが十分可能な大規模データ収集と計算論的モデリング技術の確立、2) 大規模データ収集システムを生活空間に埋め込むためにどのような情報サービスを社会に提供すべきかに関して見通しを与えること、の2つを同時に考えることに大きな特徴がある。

2. 日常生活空間での行動モデリング

人間の行動、とりわけ日常生活空間における社会的行動に関するモデリングの源流をたどると社会心理学の始祖である Lewin の「場の理論」がある[2]。ここでは人の行動(b)は人を取り囲む場(e)と個人の性質(p)の両者により規定されるとして、人の生活行動を $b=f(p,e)$ とモデル化している。さらに Lewin は社会やコミュニティが活動している状況の中に研究者が入り込み、現実世界において介入を行うというアクションリサーチによる研究の実践も提唱した。介入が成功した場合にはそのアクションにより、現実世界としての社会がより望ましい状態へと変化し、それがアクションリサーチの成果となる。

現実の社会と関わり、そこにおける問題を解決するというアクションリサーチの枠組みは社会心理から派生した現場の学として、教育や看護の現場などでも実践されているが、必ずしも計算モデルの構築には結びついておらず、実践的であり、かつ再現性もある理論的な枠組みとしては未だ確立されていないのが現状と言える。日常生活行動モデルを工学的に取り扱おうとする際の一つの困難は、場の理論における人間行動を規定する要素である個人の特性や環境要因(p,e)を記述する変数を厳密に定義し、モデル化する手段がないことにある。実際、当初は生活空間そのものに目を向け、アクションリサーチの実践を進めていた社会心理学研究も、科学的アプローチを進めることを優先した結果、客観的に観測可能な対象として取り扱うために厳

密に統制した実験環境の設定を迫られ、徐々に通常の実験心理学の様式との差があまり見られなくなってきたという状況もある。これが「一般化可能な知識」を目指すあまりに現場の「ローカルナレッジ」とかけ離れてしまう一因になっている。そこで科学的に一般化可能なレベルではなく、現場の知を十分広範囲に適用可能な「サービス可能な知識(serviceable truth)」[3]のレベルで表すことが工学的には現実的なアプローチと考える。

3. 大規模データからの計算論的モデリング

計算機工学の発展により、センサ技術や機械学習技術の発展により生活空間における人間の行動を大規模データを通じて観測し、それを計算機上で扱えるようになってきている。そこで、工学的な日常生活行動モデリングにおける一つの解決策は個別の事実として生活空間内で観測された大規模なデータを積み上げ、さらにその個別性を再利用可能なレベルに一般化するために確率的な因果的構造としてモデル化する方法である。

生活行動モデルを個別な「ローカルナレッジ」のレベルから「サービス可能な知識」のレベルに引き上げるためには、実際に観測されるデータにある不確実性、非決定性の問題を解決しなければならない。つまり非決定論的なモデル化が必要になる。

決定的なモデリングでは必然的にインプリメント、アルゴリズムレベルへの依存度が高くなり、変数間の関係のあるモデルで表した瞬間に、その関係は特定のマッピングやアルゴリズムにより決定される。したがって、表現の自由度はそのモデル族の中のパラメータの値域に制限される。一方、非決定的なモデリングとして、変数間の確率分布を考えることで、インプリメントレベルでの制約(前提条件)は決定的なモデルよりも少なく、表現の自由度を高くすることができる。実際、大量のデータが得られる場合に Hidden Markov Model(HMM)やベイジアンフィルタ、ベイジアンネットワークなどの確率的枠組みの有効性が知られている。

そこで現場の日常生活行動を再利用性のある計算モデル化し、人間の行動モデルをサービス可能な知識として活用するために、統計的学習と確率推論が利用できるベイジアンネットワークを用いることが現時点での妥当な解であると考えた。その上で、再利用性を考慮した変数の標準化、生活空間の大規模データとして離散確率変数だけでなくセンサデータ、画像データ、テキストデータなど多様なデータをベイジアンネットワークで取り扱うことを可能にする新たな技術が必要になり、これについては新規の研究課題として本プロジェクトでは重点的に取り組んだ。

人間行動を包括的に観測するセンサホームの構築や多数のセンサを日常生活空間に持ち込みデータを大量に収集するこ

連絡先: 本村陽一, 産業技術総合研究所, 東京都江東区青海
2-3-26, URL <http://staff.aist.go.jp/y.motomura/>

とが可能であっても、決定論的な関数による Lewin のモデル化 $b=f(p,e)$ を、センサにより観測された実際の事象について行うことは困難である。そこで、生活空間で起きたイベントを、主要な因果的構造のみに注目して有限個の説明変数からなる部分構造を重ねていくことで、確率的に近似することを考える。つまり決定的な関数ではなく、それを説明変数により条件づけられた条件付き確率 $P(b|p,e)$ としてモデル化することにする。これを確率的因果構造モデリングと呼ぶ。日常生活空間における行動モデルをどの程度の抽象レベルで表現すべきかの考察については、デビッド・マーの言う計算論のレベルや階層性の理解が重要である。それは「何を計算しているか」、その計算を「どのように行っているか」、その計算を「何によって実行しているか」を異なる表現レベルで表し、中でも「計算論的」モデルとは、アルゴリズムやインプリメントに依存せずに「人間の行動を本来何を計算しているか」のレベルで一般化するモデルという意味である。これにより、観測時の状況を切り離し、異なる状況であっても、様々な実現手段、インプリメントにより再利用可能なモデルとなる。つまり人が何を計算して行動しているか、という計算論的レベルで日常生活行動を記述し理解できれば、その計算論的モデルを「サービス可能な知識」として計算機が利用することで、工学的に再利用することが可能になるのである。

人間の行動を計算論レベルで理解するためには行動のきっかけとなる「目的」と、観測できる現象としてあらわれる「結果」との関係として把握することが行動分析学での主張である。しかし行動分析学的アプローチに基づいて、人の生活行動全般を決定的な因果としてモデル化する試みは困難であり、現在の所は個別の「ローカルナレッジ」としてのモデル化によって、特定の対象者の行動を理解し、リハビリテーションなどにおける教育支援などのための技術として活用されている。この行動理解の問題についても、具体的問題の設定とその問題における「目的」「状況」と観測できた「結果」の重要性に注目してモデル化を行うことが必要になる。そこでは先に述べた行動の「目的」や「結果」となる変数と、それを実現する手段や結果に影響する状況の間の因果構造となる手段目的連鎖に注目し、主要な因果構造に関連する主要な変数をモデルの構成要素としてあらためて抽出する。こうして日常生活空間で収集された大規模データから確率的因果構造を持つ人間行動モデルを複数の説明変数により規定した条件付き確率モデルであるベイジアンネットワークとして構築し、計算モデルとして活用することが可能になった[4]。

4. サービスを通じた大規模データモデリング

人間の行動や要求、意図などを計算機で推定することを目的として、人間の行動履歴となるセンサデータやアンケートなどから人間の内的状態と外的行動の間の関係のモデル化を実際に行うためには、これまで以上に日常生活やサービス現場に踏み込んで様々な状況のもとでの大規模なデータ収集を行う必要がある。大規模データを収集するために IT による実サービスを提供し、集積される大規模データを用いて計算モデルを構築し、これを使ってサービスを向上することで、社会的にも受容され、さらにデータが収集されるという好循環を目指すことが重要であった[4,5]。これにより生活空間の中の包括的な行動データが大量に収集できるというだけでなく、社会とのインタラクションによる知識獲得の実現も容易になる。例えば子どもの行動に起因する事故の可能性や予防策を提示するサービスを保護者に配信し、その結果獲得された保護者のリスク認知をフィードバックデータとして分析することで、本来危険性が高いにも関わらず、認知度が低い事故情報は、保護者に対して積極的に配信しなければ

ならない知識であることがわかるようになる。また子どもの行動データを収集するために、遊具自体を知能化するというアイデアに基づき、ロボット遊具を開発し、子どもがそこで遊びながら遊ぶ様子が観測できるシステムの実証実験も行った。日常生活行動理解研究の枠組みは子どもの傷害予防以外の一般的な問題解決技法として、病院における外傷データからの生存率予測や消費者行動のモデル化や情報推奨・マーケティング支援サービスの開発、サービス工学への展開などその広がりには、より幅広く大きなものになりつつある。

5. まとめ

近未来チャレンジのテーマ名として「オープンライフマトリクス」に込めた意味について考えてみよう。ここで用いた「マトリクス」という語そのものには行列の他に次の2つの意味がある。

- i) 秩序だったものを生み出す集合体(母体, 基盤),
- ii) ii)原型・鋳型(モデル)。

そこには、研究基盤(インフラとコミュニティ)及び計算論的モデルの重要性が込められている。実生活空間内の環境や人間の行動のモデル化は非常に幅広く有望な分野であるが、固有のアプリケーションとして場当たり的に開発を行うのではなく、利用者である人間の視点から体系的づけて考え、再利用性の高いリソースをソフトウェアや手法といったインフラとして整備し、これを多方面に活用することが人間を中心とした情報処理技術の発展のためには重要と考えた。プロジェクトの構想はまず子供の傷害予防を例にして具体化しながら[5]、要素技術の確立をはかりつつ、さらに社会の中で、社会と関わる研究、すなわち社会技術の実践方法として一つの共通した枠組みにまで、この5年間で発展してきた。本稿では社会技術やアクションリサーチにおける人工知能技術の貢献という観点から「オープンライフマトリクス」の位置づけを述べた。研究活動そのものを社会に定着させ、近未来チャレンジが掲げる社会貢献・学術貢献の両立を実現するためには、社会の中での研究の実践が必要である。日常生活行動の計算モデル化によるサービス可能な知識の獲得、そしてその知識循環に基づくプロジェクト推進が、すでに地域医療支援、育児支援、虐待予防、サービス産業の生産性と生活品質の向上などにおいて進み始めた現在、今後は各プロジェクトの実践と社会におけるプロジェクト推進活動のそれ自体の「モデル」をさらに再利用可能な知識として確立し、社会で継続的に循環することが我々研究者に与えられた新たな課題である。

謝辞

5年間の間、近未来チャレンジセッションにご協力いただいた発表者、聴講者ならびに歴任の人工知能学会全国大会担当の先生方に感謝します。本研究は科学技術振興機構 CREST、経済産業省委託事業などの支援を受けました。

参考文献

- [1] 本村陽一, 西田佳史: 計算論的日常生活行動理解研究基盤～オープンライフマトリクスの構想～, 人工知能学会論文誌, vol.24, no.2, pp.284--294, 2009.
- [2] K.Lewin: Field Theory in Social Science: Selected Theoretical Papers, New York: Harper & Row, 1951.
- [3] S.Jasanoff: The fifth branch, Harvard University Press, 1990.
- [4] 本村陽一: 大規模データからの日常生活行動予測モデリング～実サービスを通じたベイジアンネットワークの学習と推論～, シンセシオロジー, vol.2, no.1, pp.1--11, 2009.
- [5] 西田佳史, 本村陽一, 山中龍宏: 安全知識循環型社会システムの構築, 人工知能学会全国大会, 2010.